第 41 卷 第 4 期 天 文 学 进 展 Vol. 41, No. 4
2023 年 12 月 PROGRESS IN ASTRONOMY Dec., 2023

doi: 10.3969/j.issn.1000-8349.2023.04.10

基于卡尔曼滤波与 Camshift 的低轨空间变光目标跟踪方法

王恩旺[1,2]，陈晓林[1,3]，王恩达[4]，许占伟[2]，钟 胜[5]

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院，昆明 650031；2. 中国科学院 紫金山天文台 空间目标与碎片观测重点实验室，南京 210023；3. 琼台师范学院 信息科学技术学院，海口 571127；4. 楚雄师范学院 数学与计算机科学学院，楚雄 675099；5. 华中科技大学 人工智能与自动化学院，武汉 430074)

摘要： 针对低轨空间变光目标星像形态变化频繁且运动速度快，跟踪目标时很难准确捕获目标位置信息这一难点，提出卡尔曼滤波与 Camshift 相结合的目标跟踪方法。根据目标的难捕获特性，引入卡尔曼滤波外推对目标进行位置预测，用改进的 Camshift 跟踪目标，即基于灰度图像单通道的白色提取的目标跟踪方法，实现低轨变光目标稳健跟踪和提高目标捕获率; 当目标与恒星瞬间相互遮挡时，用改进的遮挡目标预判方法进行位置预测，同时用卡尔曼滤波的预测位置代替 Camshift 计算出的目标位置，作为观测位置去更新卡尔曼滤波，实现遮挡目标稳健跟踪和提高目标捕获率。实验结果表明：跟踪目标的可变波门根据目标大小自适应调整，不仅可以实现中高轨目标稳定跟踪，而且对低轨变光目标具有稳健跟踪效果。当目标与恒星瞬间相互遮挡时能稳健跟踪目标，提高跟踪数据的有用率。该方法程序运行速率快，灵敏度高，适用性强，实时性好，具有很好的使用价值和广泛应用前景。

关 键 词： 卡尔曼滤波；Camshift；变光目标；跟踪

中图分类号： P114.4 **文献标识码：** A

1 引 言

空间目标跟踪是获取目标轨道信息的关键手段之一，跟踪的鲁棒性直接关系到空间目标自动识别、定位和编目及望远镜运行效率。随着国际运动目标研究技术不断提高，空间目标跟踪方法由手动跟踪逐步向自动跟踪转变，目标跟踪数量由单目标跟踪向多目标跟踪方向发展[1,2]。目前跟踪方式正在由地基跟踪向天基跟踪逐步发展，为空间态势感知开辟更广

收稿日期： 2023-02-06； **修回日期：** 2023-03-04

资助项目： 国家自然科学基金 (62062005)

通讯作者： 陈晓林，cxl2005@gmail.com

阔发展方向和应用情景。

尽管空间目标跟踪方法不断改善，但稳定跟踪低轨空间变光目标仍是一个挑战性难题。首先，低轨空间变光目标运动速度较快，导致跟踪波门跟不上目标运动速度，容易跟丢目标；其次，目标与恒星存在瞬间相互遮挡，瞬间遮挡是指被跟踪目标前一帧或后一帧与恒星没有相互遮挡，而当前帧与恒星存在遮挡，当前帧目标与恒星星像重叠变成一颗更大的不规则目标，致使目标跟踪误差过大，甚至无法捕获目标位置；再次，固定距 (波门) 方法是使用最广泛的计算空间目标质心方法，但变光目标星像形态变化频繁，目标圆整度差，准确计算波门质心较困难，传统的固定波门跟踪方法不适应星像变化，且捕获到较少的位置信息，降低了目标捕获率，问题有待解决。如图 1 所示，图 a)、b) 和 c) 的红色方框为跟踪波门，近似白色圆点为空间目标，其余白色长条状目标为恒星。a) 图中波门跟不上目标运动速度导致目标跟丢；b) 图中目标与恒星相互遮挡，没有捕获位置信息或者得到误差大的位置信息；c) 图中目标比波门大，不易捕获目标位置信息。

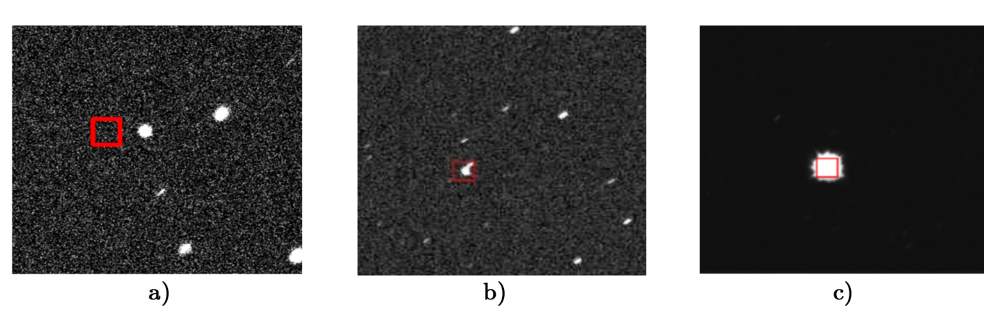


图 1　低轨变光目标跟踪存在的关键问题

目前国内外主要使用具有普遍适用性的卡尔曼滤波跟踪空间目标，科学家们也基于卡尔曼滤波、Camshift 和深度学习相关算法等提出一些空间目标跟踪方法。Chai 等人[3] 及任楠[4] 提出用卡尔曼滤波和深度学习相关的空间目标跟踪方法来减小跟踪误差。平一鼎[5] 提出空间目标与恒星在相互遮挡情时的星像分离方法。王歆和许占伟[6]、Li 等人[7] 及贺鹏程[8] 提出的方法重在增强跟踪稳健性和适用性。许占伟和王歆[9] 提出基于轮廓特性的目标跟踪，方法侧重于解决低轨空间变光目标跟踪，但算法相对复杂且未提及变光目标与恒星互相遮挡的处理方法。总之，上述空间目标跟踪方法虽然具有一定适用性，但没有一个方法可以同时解决低轨空间变光目标跟踪面临的上述三个难题。

鉴于卡尔曼滤波具有最佳位置预测的优点，Camshift 具有自适应调整目标窗口的中心位置与大小的优点，且程序运行速度快、实时性好，同时在空间目标跟踪时，常将窗口质心作为目标质心。为此将两者结合，以解决低轨空间变光目标跟踪面临的三个难题。尽管卡尔曼滤波与 Camshift 的结合曾应用于汽车、轮船、行人等运动目标跟踪，但目前国内外还没有将其应用于空间变光目标跟踪的报道，本文首次应用于低轨空间变光目标跟踪。另外，不同于传统的卡尔曼与 Camshift 的结合，本文针对低轨变光目标跟踪问题提出基于卡尔曼滤波与改进的 Camshift 结合的跟踪方法，同时提出目标瞬间遮挡的位置预判和跟踪方法，获得稳健跟踪效果。

2 卡尔曼滤波与 Camshift 的混合算法

如图 2 所示，卡尔曼与 Camshift 结合的混合算法主要分三个阶段：首先用背景减除法检测出空间目标；其次用卡尔曼滤波对空间目标进行位置预测；然后根据预测结果用 Camshift 跟踪目标。当用改进 Camshift 跟踪目标时，分低轨变光目标、中高轨目标和目标遮挡三种情况。针对变光目标和中高轨目标，在目标与恒星互不遮挡时，用改进 Camshift 跟踪目标和捕获目标位置；针对目标与恒星互相遮挡，用遮挡目标跟踪方法来跟踪目标和捕获目标位置；最后更新卡尔曼滤波器，预测下一帧目标位置，然后返回到卡尔曼与 Camshift 结合的跟踪目标步骤，如此反复进行。

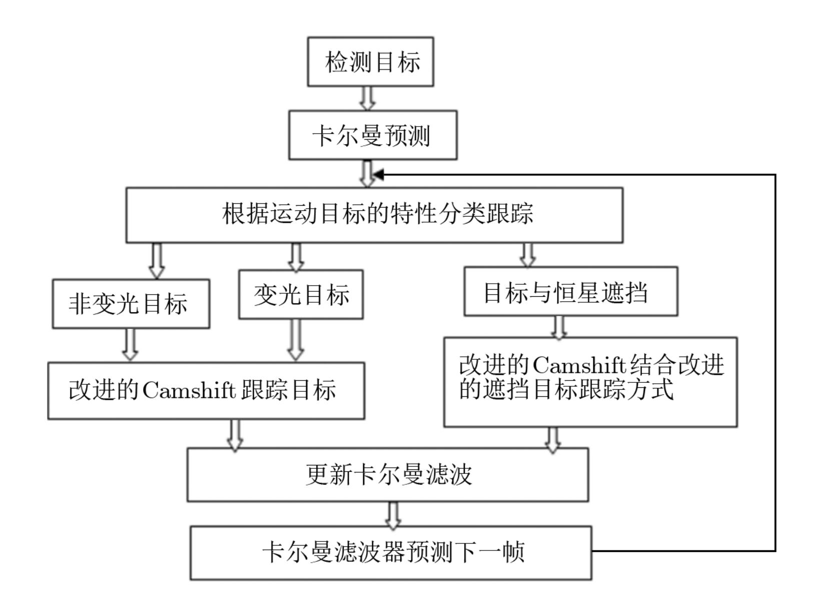


图 2 卡尔曼与 Camshift 结合跟踪目标

2.1 卡尔曼滤波预测目标位置

令状态向量 $\boldsymbol{X_k} = [x_k,\ y_k,\ v_{xk},\ v_{yk}]^{\mathrm{T}}$ 的各个值分别代表空间目标 x 和 y 方向的位置和速度，观测向量 $\boldsymbol{Z_k} = [x_k,\ y_k]^{\mathrm{T}}$ 代表空间目标的观测位置，观测位置由 Camshift 跟踪目标时获得。其状态方程和输入的观测方程分别为：

$$\boldsymbol{X_k} = \boldsymbol{A_k X_{k-1}} + \boldsymbol{B_k W_k} \quad , \tag{1}$$

$$\boldsymbol{Z_k} = \boldsymbol{H_k X_k} + \boldsymbol{V_k} \quad , \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{X_k}$ 和 $\boldsymbol{X_{k-1}}$ 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的状态向量，$\boldsymbol{A_k}$ 为状态转移矩阵，$\boldsymbol{B_k}$ 为输入矩阵，$\boldsymbol{H_k}$ 为观测矩阵。$\boldsymbol{W_k}$ 和 $\boldsymbol{V_k}$ 分别为状态噪声和观测噪声矩阵，对应的方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$。其推导公式如下：

$$\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{K}}^{-}=\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}-\mathbf{1}}+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{k}-\mathbf{1}}\quad , \tag{3}$$

$$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}^{-}=\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}-\mathbf{1}}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}\quad , \tag{4}$$

$$\boldsymbol{K}_{\boldsymbol{k}}=\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}^{-}\boldsymbol{H}_{\boldsymbol{k}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}^{-}\boldsymbol{H}_{\boldsymbol{k}}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R})^{-1}\quad , \tag{5}$$

$$\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}}=\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}}^{-}+\boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{Z}_{\boldsymbol{k}}-\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}}^{-})\quad , \tag{6}$$

$$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}^{-}\quad , \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{K}}^{-}$ 为状态预测值，$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}^{-}$ 为协方差矩阵，$\boldsymbol{K}_{\boldsymbol{k}}$ 为卡尔曼增益矩阵，$\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}}$ 为 $\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{K}}^{-}$ 的修正值，$\boldsymbol{P}_{\boldsymbol{k}}$ 为 $\boldsymbol{X}_{\boldsymbol{k}}$ 协方差矩阵。(3) 和 (4) 式的猜测位置不是最佳的预测位置，因为没有考虑当前时刻 Camshift 跟踪目标时获得的观测位置，通过 (5)、(6) 和 (7) 式对当前的观测位置进行更新修正后输出最佳预测位置[10−13]。

2.2　Camshift 跟踪目标

Camshift 根据卡尔曼滤波获得最佳预测位置对空间目标跟踪。在 Camshift 算法中，设 $I(x_k,\ y_k)$ 是坐标 $(x_k,\ y_k)$ 像素点的像素值，搜索窗口的零阶距 M_{00}，一阶距为 M_{10}、M_{01}，则搜索窗口质心 x_{kc}、y_{kc} 和更新搜索窗口 S 的大小分别为：

$$x_{kc}=\frac{M_{10}}{M_{00}}\quad , \tag{8}$$

$$y_{kc}=\frac{M_{01}}{M_{00}}\quad , \tag{9}$$

$$S=2\sqrt{\frac{M_{00}}{256}}\quad . \tag{10}$$

根据 M_{00} 调整搜索窗口大小，并将搜索窗口中心逐渐移动到质心；当移动距离大于预设固定阈值，重新计算调整后的窗口质心；直到窗口中心与质心之间的移动距离小于预设固定阈值，或者循环运算次数达到最大值，则认为收敛，进入下一帧的目标搜索[12,14]。

2.3　改进的 Camshift

Camshift 运行效率高，对 CCD 图在黑白背景下的跟踪效果较好，其中 CCD 底片近似黑色，目标为白色。传统的 Camshift 算法将 RGB 颜色转换为 HSV 颜色并根据颜色信息进行目标跟踪，色度 H 的值为 $0°$～$360°$，饱和度 S 的值为 0～1，亮度 V 的值为 0～1，其中色度 H 需要对红绿蓝等多个颜色共 3 个通道提取颜色。显然颜色提取是一个复杂过程，当存在噪点、复杂背景和颜色对比度低等情况时会发生跟踪错误，为此对 Camshift 跟踪目标时的 HSV 颜色模型进行改进。由于空间目标图像是一种单通道的灰度图像，于是将 HSV 多色多通道颜色提取改为基于单通道 gray 图像的白色提取并跟踪目标，这样可以大大简化跟踪目标时颜色提取的复杂度。实现原理如下。

GRAY 图像在 RGB 颜色里的白色值为 $R=G=B$，GRAY 图像的白色在 HSV 颜色提取时的最佳值 $H=0$、$S=0$、$V=1$。但空间目标的白色不一定是 100% 的纯白色，为此

设置饱和度 S 的最大值为 P，亮度 V 的最小值为 Q，则颜色提取算法改为如下：

$$H = 0 \quad , \tag{11}$$

$$0 \leqslant S \leqslant P \quad , \tag{12}$$

$$Q \leqslant V \leqslant 1 \quad . \tag{13}$$

此处 P 的值为 0.25，Q 的值为 0.75 比较适宜。

2.4 改进的遮挡目标预判和跟踪方法

目标与恒星瞬间遮挡在低轨变光目标跟踪中是普遍存在的现象。将卡尔曼滤波与 Camshift 结合的方法具有根据目标大小自适应调整目标波门和准确预测目标位置的优点。但目标与恒星瞬时互相遮挡时，将该处目标与恒星当作一颗更大目标跟踪，使得该帧被跟踪目标的理论位置与实际位置之间的误差进一步增大，失去跟踪价值，为此提出针对低轨变光目标的相应解决办法。

2.4.1 遮挡目标预判

(1) 寻找跟踪目标周围的连近恒星

连近恒星预判非常重要，如果对整帧图像进行大范围的目标质心与恒星质心之间的距离预判，必然增加计算量和耗时，降低程序运行效率；如果只对目标周围小范围的目标质心与恒星质心之间的距离预判，则无法准确判断目标与恒星的遮挡问题。此处采用特定矩面积内目标与恒星之间的距离预判，被跟踪目标质心为矩的质心，被跟踪目标波门的横坐标为 x_i，纵坐标为 y_i，n 为波门的横坐标和纵坐标的扩大倍数，寻找跟踪目标周围连近恒星的矩面积 S 为：

$$S = |n(\max(x_i) - \min(x_i))| \cdot |n(\max(y_i) - \min(y_i))| \quad . \tag{14}$$

(2) 目标与恒星的位置预判

目标与恒星互相遮挡时，由于恒星的干扰无法准确计算出目标的实际质心位置，这时需要卡尔曼滤波进行位置预测，用上一帧被跟踪目标的实际位置来预测当前帧的可能位置，用上一帧恒星的实际位置来预测当前帧的可能位置，即用预测位置代替实际位置进行目标与恒星质心之间的位置预测，当有多帧目标遮挡时需要进行多帧预测。

(3) 目标与恒星的预判位置之间的距离计算

通常采用搜索窗口的质心作为空间目标的质心和连近恒星的质心，然后通过卡尔曼滤波预测出目标当前帧与连近恒星之间的距离。设当前帧被跟踪目标的预测质心为 $(x_{kc},\ y_{kc})$，连近恒星的预测质心为 $(x_{ic},\ y_{ic})$，则目标与恒星之间的预测距离 D 为：

$$D = \sqrt{(x_{kc} - x_{ic})^2 + (y_{kc} - y_{ic})^2} \quad . \tag{15}$$

(4) 阈值设置

为更好地判断目标与恒星是否存在互相遮挡，将目标与恒星之间的预测距离设置阈值 F，阈值表示如下：

$$K = \begin{cases} 1, & D < F \\ 0, & D \geqslant F \end{cases} \quad . \tag{16}$$

当恒星与目标质心之间的预测距离 D 大于给定阈值 F 时，取 K 值为 0，表示不存在目标遮挡；当目标与恒星之间的预测距离 D 小于给定阈值 F 时，取 K 值为 1，表示存在目标遮挡。

2.4.2　遮挡目标跟踪

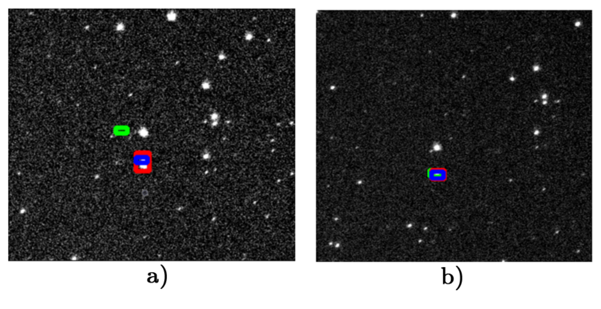
当预判存在遮挡目标时，用卡尔曼滤波的预测位置代替 Camshift 算法计算出的目标位置作为观测值去更新卡尔曼滤波。遮挡目标跟踪结束时，跟踪方式又切换到卡尔曼与 Camshift 结合的跟踪算法。

3　实　验

实验以中国科学院紫金山天文台姚安观测站 500 mm 口径光学望远镜在 2021 年 2 月 4 日拍摄的多帧运动目标图像为素材。基于戴尔笔记本电脑 WINDOWS10 系统上使用 pycharm2022 软件，基于 python3.9 的 opencv3.4.17.63 程序。固定波门跟踪用空间目标观测中常用的卡尔曼滤波，自适应的可变波门跟踪将卡尔曼滤波与 Camshift 相结合。跟踪精度计算通过计算跟踪误差的 RMS，而 RMS 是跟踪目标时获得的估计值与预测值之差。

3.1　Camshift 跟踪目标

图 3a) 和 b) 两帧图中的红、绿、蓝三个波门分别代表测量波门、预测波门、状态波门。a) 用 Camshift 跟踪目标，一般跟踪稳定，偶尔存在目标跟踪异常的情况发生。b) 用改进 Camshift 跟踪目标，方法能稳健提取目标颜色信息和跟踪目标，三个波门收敛于目标质心，在相同运行环境下与 Camshift 跟踪相比，程序的运行效率提高了约 1.17 倍。



a)　　b)

图 3　Camshift 跟踪目标

表 1 对多圈被跟踪目标的异常情况进行统计，Camshift 跟踪目标时的平均异常率为 4.6%，改进 Camshift 跟踪目标时无异常情况发生。

表 1　跟踪目标异常对比

方法	采集时间 /min	目标圈数	平均每圈采集帧数	平均每圈跟踪异常帧数	异常率 /%
Camshift	3	17	65	3	4.6
改进 Camshift	3	17	65	0	0

3.2 中高轨目标跟踪

图 4a)、b)、c) 用卡尔曼滤波的固定波门跟踪中高轨目标，a) 中目标大于波门，b) 和 c) 中的目标小于波门，该方法能跟踪目标，但波门不具有收敛性。d)、e)、f) 三帧图改用卡尔曼滤波与 Camshift 结合的自适应可变波门跟踪中高轨目标，波门收敛于目标质心。

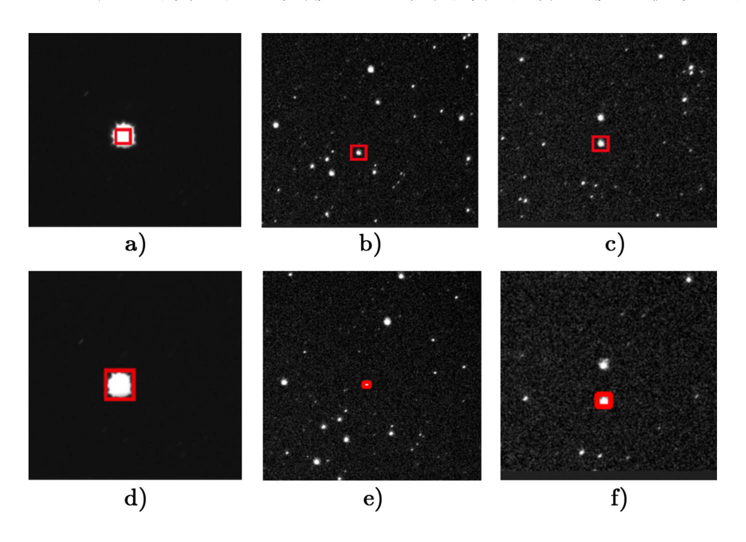


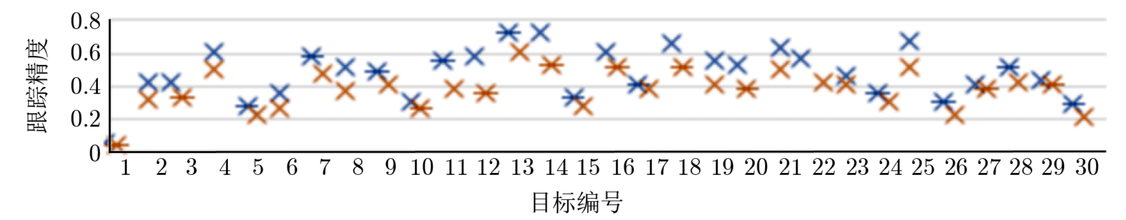
图 4 固定波门与可变波门跟踪中高轨目标

表 2 的卡尔曼与 Camshift 结合的中高轨空间目标捕获率略高于卡尔曼跟踪时的目标捕获率，目标捕获率平均提高 6%。

表 2 中高轨目标捕获率对比

方法	采集时间/min	目标圈数	平均每圈采集帧数	波门大小是否自适应变化	平均每圈位置捕获帧数	捕获率/%
卡尔曼	3	15	67	否	58	86.5
卡尔曼与 Camshift 相结合	3	15	67	是	62	92.5

图 5 的卡尔曼与 Camshift 结合的跟踪精度优于卡尔曼的跟踪精度，跟踪精度平均提高了 1.21 倍，获得较好的跟踪效果。



注：蓝色表示卡尔曼，橙色表示卡尔曼与改进的 Camshift 结合。

图 5 中高轨目标精度统计

3.3　变光目标跟踪

3.3.1　低轨遮挡目标跟踪

图 6a) 和 b) 用卡尔曼的固定波门跟踪目标，a) 和 b) 的目标分别在波门的右上角和左下角，偏离波门中心，且波门将目标和恒星同时套住并当作一颗更大的目标跟踪。图 6c) 将卡尔曼与 Camshif 结合，当预判到遮挡目标时，用本文的遮挡目标跟踪方法跟踪遮挡目标，这时目标与恒星被区别开，且只对目标进行跟踪。图 6d) 为 e) 和 f) 的前一帧图，图 6e) 和 f) 是对同一帧图的不同跟踪方法；图 6e) 用固定波门跟踪，波门将目标和恒星同时套住；图 6f) 用卡尔曼与 Camshif 结合的遮挡目标跟踪方法跟踪目标，这时只对目标跟踪，消除了恒星对目标跟踪时的遮挡干扰。

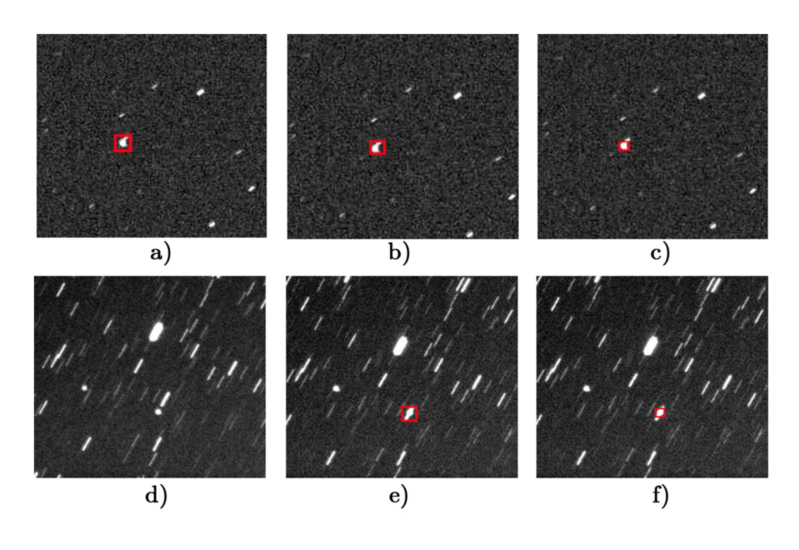
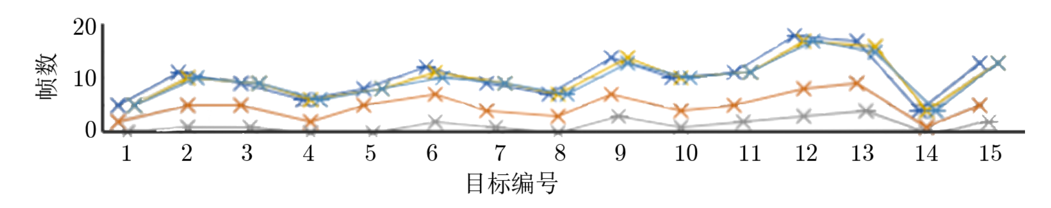


图 6　遮挡目标跟踪对比

图 7 的横坐标代表目标编号，纵坐标代表帧数，x 的位置代表目标编号对应的帧数，为了直观理解，把图中同一种方法获得的各目标帧数连接在一起。与卡尔曼跟踪相比，卡尔曼与 Camshift 结合的遮挡目标跟踪捕获的遮挡帧数及捕获遮挡帧中的有效帧数明显高于卡尔曼跟踪。对图 7 的 15 圈目标进行统计，卡尔曼跟踪目标时遮挡帧的平均捕获率为 45.7%，捕获遮挡帧中平均有效帧率为 30%；卡尔曼与 Camshift 结合的遮挡帧平均捕获率为 97.3%，捕获遮挡帧中平均有效帧率为 97.9%。

3.3.2　低轨变光目标跟踪

图 8 的 6 帧图为低轨快速光变的同一目标图。图 8a)、b)、c) 用卡尔曼跟踪同一目标，当目标大小频繁变化时跟踪波门固定不变，a) 由于目标大小变化频繁且运动速度快，目标被跟丢，图 8c) 目标大于波门，不易准确捕获目标位置。对应的图 8d)、e)、f) 用卡尔曼与 Camshift 结合的自适应的可变波门跟踪同一目标，当遇到快速运动且大小变化频繁的目标时，波门根据目标大小自适应变化，收敛于目标质心,并稳健跟踪目标，最终获得理想的跟踪效果。



注：深蓝色表示每圈包含遮挡帧数，橙色表示卡尔曼滤波跟踪捕获帧数，灰色表示卡尔曼滤波跟踪捕获帧中的有效帧，黄色表示本文改进方法捕获帧数，浅蓝色表示本文改进方法捕获帧中的有效帧。

图 7　遮挡帧的跟踪帧数和有效帧数统计

a) b) c)

d) e) f)

图 8　低轨变光目标跟踪

表 3 对图 8 一系列无拖尾的低轨变光目标进行捕获率统计，由表可知卡尔曼与 Camshift 结合的低轨变光空间目标捕获率高于卡尔曼跟踪时的目标捕获率，目标捕获率平均提高 18.4%。

表 3　低轨变光目标捕获率提升

方法	采集时间 /min	目标圈数	平均每圈采集帧数	波门大小是否自适应变化	平均每圈位置捕获帧数	捕获率 /%
卡尔曼	3	15	207	否	132	63.7
卡尔曼与 Camshift 结合	3	15	207	是	170	82.1

图 9 对有拖尾低轨短曝光的同一空间目标进行跟踪，由于曝光时间过小致使除目标外的恒星无明显拖尾。图 9d)、e)、f)、g)、h)、i) 是对 a)、b)、c) 基于概率霍夫直线检测去除目标拖尾后的处理结果。图 9d)、e)、f) 用固定波门跟踪，当目标姿态发生变化时波门保持不变，由于目标运动速度较快，图 9e) 帧目标被跟丢；与图 9d)、e)、f) 对应的 g)、h)、i) 用可变波门跟踪变光目标，当目标姿态发生变化时波门收敛于目标。

表 4 对有拖尾的变光目标进行捕获率统计，卡尔曼与 Camshift 结合的低轨变光空间目

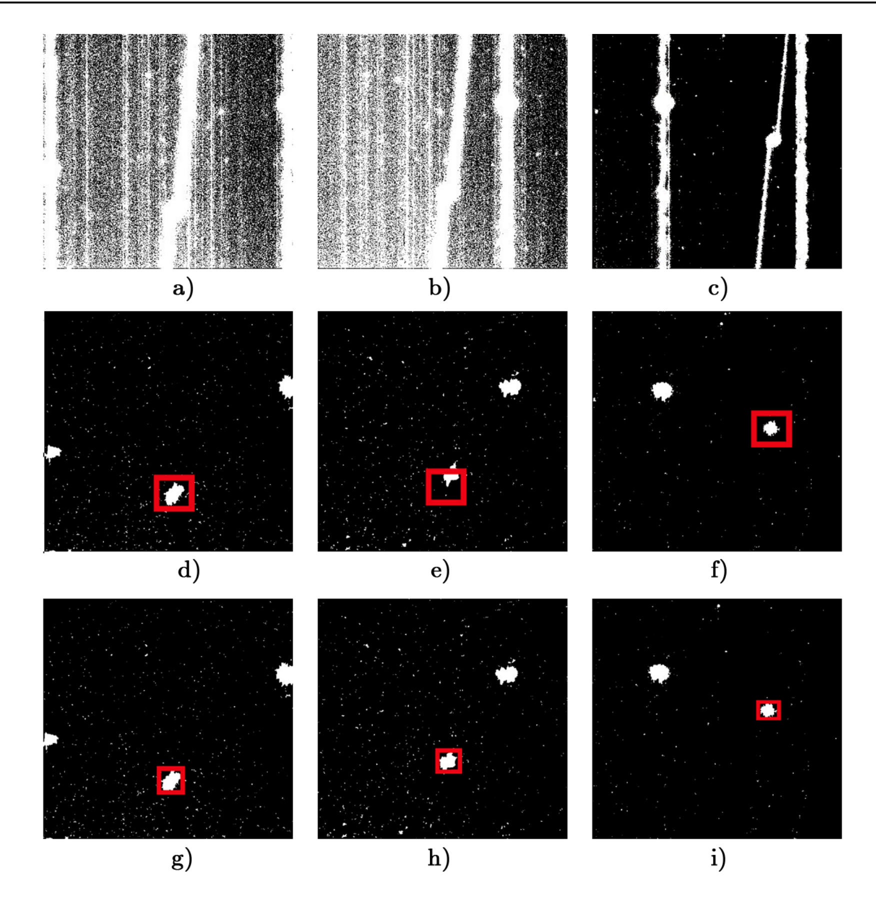


图 9　有拖尾的低轨变光目标跟踪

标捕获率高于卡尔曼跟踪时的目标捕获率，目标捕获率平均提高 17.82%。

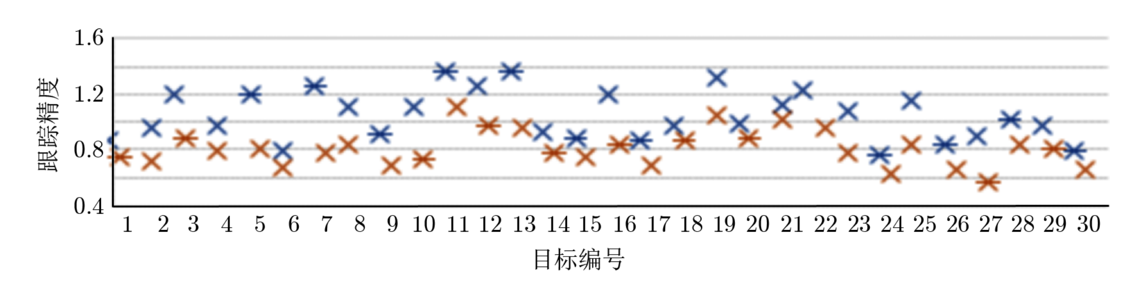
表 4　有拖尾的变光目标捕获率提升

方法	采集时间 /min	目标圈数	平均每圈采集帧数	波门大小是否自适应变化	平均每圈位置捕获帧数	捕获率 /%
卡尔曼	3	10	230	否	138	60
卡尔曼与 Camshift 结合	3	10	230	是	179	77.82

图 10 对图 8 和图 9 的一类目标进行跟踪精度统计。由图 10 可知，卡尔曼与 Camshift 结合的跟踪精度优于卡尔曼跟踪时的跟踪精度，跟踪精度平均提高了 1.3 倍，进一步说明本文提出的方法的可行性。

3.3.3　影响目标跟踪的因素分析

针对低轨变光目标跟踪过程中经常出现薄云、目标姿态变化等导致的目标星像丢失等情况，本文方法不具有适用性。由于不能检测和识别目标，所以更不能跟踪目标，即使用卡尔曼滤波的预测位置代替 Camshift 计算出的目标位置作为观测位置去更新卡尔曼滤波，方



注：蓝色表示传统卡尔曼，橙色表示卡尔曼与改进的 Camshift 结合。

图 10 变光目标精度提升

法具有一定的适用性，但仍不够严谨，因为预测位置找不到跟踪对象来跟踪，这时即便捕获跟踪数据，数据误差也相对较大。我们认为：针对薄云可以先用图像二值化和滤波去噪处理，然后进行图像增强，这样可以对部分可见的目标进行跟踪，但对星像丢失的目标不一定起作用；针对目标姿态变化并若隐若现的情况，可当作暗弱目标进行图像增强后对部分可见的目标进行跟踪。

捕获率是对某一圈目标捕获帧数与该圈目标总帧数的比值。针对某一圈目标，在固定时间曝光内获得的目标总帧数是不变的，但捕获目标位置的帧数因算法不同而不同，当捕获目标位置的帧数增加时，捕获率将提高。如表 2、表 3、表 4 所示，与卡尔曼跟踪相比，卡尔曼与改进的 Camshift 结合的每圈目标捕获位置的帧数有所增加，捕获率也相应增加。图像处理时间指卡尔曼与 Camshift 结合跟踪目标时，Camshift 跟踪目标所用的时间与改进的 Camshift 跟踪目标所用的时间做对比，发现改进的 Camshift 跟踪目标时所用时间变短了，即程序运行效率提升。图像处理时间和目标捕获率存在一定的关系：当图像处理时间变快时更能满足目标跟踪的实时性需求，使得目标的捕获率有一定的提升；当目标的捕获率提升，说明算法的有效性，与图像处理时间无太大关系。

当目标与恒星星像重叠时，目标与恒星重叠加后一般会变成一颗更大的目标，致使目标的质心发生变化，这时计算出来的目标位置误差过大，所以不可以看做变光目标，即使捕获少部分的有效目标位置，也属于特例，是不严谨的。为了能精准和稳定跟踪变光目标，文中将卡尔曼与 Camshift 结合，用卡尔曼的预测值代替观测值进行星像遮挡的目标进行跟踪。

4 结论与展望

空间目标与碎片观测研究对于实现其跟踪识别和监测预警具有重要实践价值和时代意义。低轨变光目标跟踪是空间目标与碎片跟踪的重要组成部分，本文将卡尔曼滤波与 Camshift 相结合，用卡尔曼滤波外推预测目标运动位置，Camshift 跟踪运动目标。为确保稳健跟踪目标，提出两项改进：(1) 将 Camshift 基于彩色图像的颜色提取改为基于 gray 的颜色提取，降低颜色提取复杂性，避免异常跟踪，增强目标跟踪的稳定性。(2) 用遮挡目标预判方法预判出目标与恒星是否存在遮挡，当存在遮挡时用卡尔曼滤波的预测位置代替

Camshift 算法计算出的目标位置，作为观测值去更新卡尔曼滤波。

实验结果表明，跟踪目标的波门由固定波门变为自适应的可变波门，对难捕获的变光目标具有很好的跟踪稳健性，对瞬间遮挡目标获得理想跟踪效果，对中高轨目标跟踪具有普遍适用性；并且增强了跟踪稳健性，提高了精度和捕获率。

本文方法简单，程序运行效率快，不仅适用于单目标稳定跟踪，也适用于多目标稳定跟踪，而且自动跟踪目标的跟踪效果相对理想，有科学的理论支撑，适用性强，还能为国内外空间目标跟踪提出一种方法。我们提出的方法将具有广泛应用前景，未来可广泛应用于光电望远镜阵、篱笆望远镜阵、光学巡天望远镜阵和大口径大视场光学望远镜等。

参考文献：

[1] 王雪瑶. 航天器工程, 2018, 27: 86
[2] 李曼迪, 葛亮, 姜晓军. 天文学进展, 2019, 37: 455
[3] Chai Q L, Bai Y L, Dong C H. Applied Mechanics and Materials. 2013, 239: 1184
[4] 任楠. 硕士论文. 北京: 北京邮电大学. 2017: 94
[5] 平一鼎. 天文学报, 2008, 49: 321
[6] 王歆, 许占伟. 天文学报, 2012, 53: 145
[7] Li Y, Feng X, Song Q, et al. GNSS World of China. 2015, 40: 21
[8] 贺鹏程. 硕士论文. 北京: 北京邮电大学, 2015: 69
[9] 许占伟, 王歆. 天文学报, 2015, 56: 305
[10] Lei A, Feng Y, Tang Z. Electronic Measurement Technology, 2017, 40: 99
[11] 单星美, 钟靖, 张余, 等. 天文学进展, 2021, 39: 118.
[12] He L H, Ge L. Proceedings of the 37th China Control Conference (F). Wuhan: Wuhan University. 2018: 9461
[13] 陈向东, 李平. 沈阳工业大学学报, 2015, 37: 183
[14] 王伟程. 石油化工自动化, 2019, 55: 35

Low-orbit Space Dimming Target Tracking Method Based on Kalman Filter and Camshift

WANG En-wang[1,2], CHEN Xiao-lin[1,3], WANG En-da[4],
XU Zhan-wei[2], ZHONG Sheng[5]

(1. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650031, China; 2. Key Laboratory of Space Object and Debris Observation, Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210023, China; 3. School of Information Scicnce and Technology, Qiongtai Normal University, Haikou 571127, China; 4. School of Mathematics and Computer Science, Chuxiong Normal University, Chuxiong 675099, China; 5. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In view of the frequent shape changes and fast moving speed of low-orbit dimming targets , it is difficult to accurately capture the target position information when tracking the target, a target tracking method combining Kalman filter and Camshift is proposed. According to the difficulty of capturing the target, Kalman filter extrapolation is introduced to predict the position of the target, tracking target with improved Camshift. That is, the target tracking method of single-channel white extraction based on gray image, to achieve the robust tracking of low-orbit variable light target and improve the target capture rate; When the target and the star are occluded each other instantaneously, the improved occluded target prediction method is used to predict the position. At the same time, the predicted position of the Kalman filter is used to replace the target position calculated by Camshift as the observation position to update the Kalman filter, so as to realize the robust tracking of the occluded target and improve the target acquisition rate. The experimental results show that the variable gate of the tracking target is adjusted adaptively according to the size of the target. It not only realizes stable tracking of medium-high orbit targets, but also has robust tracking effect for low-orbit dimming targets. This method has the advantages of fast running speed, high sensitivity, strong applicability and good real-time performance, and has good application value and broad application prospects.

Key words: Kalman filtering; Camshift; dimming target; tracking